

신경회로망을 이용한 ECG 특성점 검출에 관한 연구

손상윤, 정기삼, 정성진, 이명호
연세대학교 공과대학 전기공학과

A Study on Detection of Significant point in ECG using Neural Network

Sangyoon Sohn, Keesam Jeong, Sungjin Chung, Myungho Lee
Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ.

Abstract:

This paper is a study on the detection of the significant point in ECG signal. ECG signal consists of two components; one is high frequency component to be detected and the other is low frequency component to be removed. AR model is appropriate for modelling and removing the low frequency component. AR model coefficients are updated by artificial neural network algorithm. We can remove the background noise(low frequency) by passing through the AR filter. The remaining signals which include high frequency noise are sent to the matched filter to pass only the signal which we want to extract. The template used in matched filter is updated adaptively.

1.서론

심전도(electrocardiogram)는 심근의 전기적 활동에 의하여 발생된 변화를 전기적 신호로 나타낸 것으로 심장내 전기적 흥분이 발생하는 부분의 이상 및 흥분전도의 이상 현상을 알수 있는 진단 변수로 사용되고 있다. 심전도 신호는 크게 3가지 부분 P-파, T-파, QRS-Complex로 이루어지는데 이들 특성점들의 검출 특히 QRS-Complex의 검출은 진단에서 매우중요하다. 그러므로 본 연구에서는 QRS-Complex검출에 중점을 둔 특성점들의 검출과 그 검출을 통해서 파형이 정상인지 아닌지 인식을 시도한다. 우선 고주파 성분인 QRS-Complex 검출을 위해 비선형적이고 시간에 따라 변하는 심전도 신호의 저주파 성분을 모델링하기 위해서 AR(autoregressive)모델을 이용한다. AR모델의 차수를 적절히 조정해 주면 AR모델은 고주파 성분은 제외하고 저주파 성분만 모델링하게 된다. AR모델의 계수는 신경회로망 알고리즘을 사용해서 구해지고 계속 새로운 값으로 바뀐다. 본래의 심전도 신호에서 모델링된 저주파 성분을 빼주면 고주파 성분만이 남게 된다. 그런데 남은 고주파 성분에는 QRS-Complex뿐만 아니라 잡음도 포함되어 있으므로 QRS-Complex만을 강조하기 위해 이 나머지 고주파 성분을 정합 필터를 통과 시킨다. 정합 필터의 template는 검출된 QRS-Complex로 부터 계속해서 새로운 template로 바뀐다. P-파나 T-파도 같은 방식으로 검출되는데 검출된 QRS-Complex를 억제시키고 Q와 S점을 이어주면 다른 성분에 비해서 P-파나 T-파가 고주파 성분이 된다.

2.특성점 검출

- 1) 신경회로망을 이용한 적응 잡음제거 필터
- a) AR 모델링

입력신호 $x(t)$ 가 우리가 검출하고자하는 신호 $s(t)$ 와 잡음 $n(t)$ 로 이루어져 있다면,

$$x(t) = s(t) + n(t)$$

단, QRS 검출에서는 $s(t)$ 는 QRS, $n(t)$ 는 QRS를 제외한 나머지 모든 성분, P-파 검출에서는 $s(t)$ 는 P-파, $n(t)$ 는 P-파를 제외한 나머지 모든 성분, T-파 검출에서는 $s(t)$ 는 T-파, $n(t)$ 는 T-파를 제외한 나머지 모든 성분 이다.

AR 모델을 이용해서 과거 q 개(식기서는 7개)의 심전도 신호로 현재 신호의 잡음을 모델링 할 수 있다고 가정하면,

$$n_t = \sum_{i=1}^q u_i n_{t-i} + e_t$$

여기서, q : AR 모델의 차수.

u_i : AR 모델의 계수

e_t : 모델링 오차

모델링 오차(e_t)가 크다는 것은 QRS-Complex가 존재함을 나타낸다.

입력 신호 $x(t)$ 가 잡음제거용 필터에 들어가면

$$\begin{aligned} y(t) &= x(t) - \hat{x}(t) = x(t) - \sum_{i=1}^q u_i x_{t-i} \\ &= s(t) + n(t) - \sum_{i=1}^q u_i [s(t-i) + n(t-i)] \\ &= s(t) - \sum_{i=1}^q u_i s_{t-i} + e_t = s(t) - \hat{s}(t) + e_t = s_f(t) + e_t \\ &= x(t) - \hat{y} = x_t - \sum_{j=1}^M u_j z_j \\ &= x_t - \sum_{j=1}^M u_j f(\sum_{i=1}^q w_{ji} x_{t-i} + b_j) \end{aligned}$$

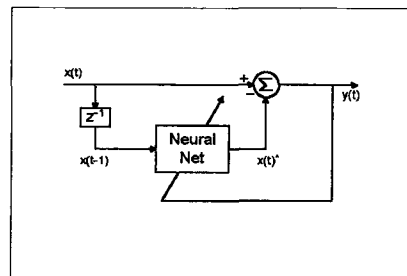


그림1. 잡음제거용 필터

b) 신경회로망

AR모델의 계수를 새로운 계수로 바꾸는 알고리즘은 신경회로망을 이용하는데 여기서는 여러가지 신경회로망 기법중에 역전달 기법을 사용하였다.

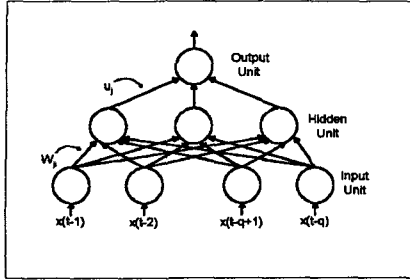


그림2. 신경 회로망

알고리즘은 다음과 같다. (본 연구에서는 입력층 7자, 은닉층 5자의 신경회로망을 사용 하였다.)

① 결합계수 W_{ij} , U_j 와 오프셋 b_j , θ 를 각각의 작은 값으로 초기화 한다.

단, W_{ij} : 입력층과 은닉층 사이의 결합계수

U_j : 은닉층과 출력층 사이의 결합계수

b_j : 은닉층의 오프셋

θ : 출력층의 오프셋

② 심전도 신호를 입력층의 x_i 에 넣고 은닉층의 입력 z_{in_i} 를 구한다.

$$z_{in_i} = \sum_j W_{ij}x_{t-i} + b_j$$

③ 은닉층의 출력 z_j 를 구한다.

$$z_j = f(z_{in_j})$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp^{-x\sigma}} - 1$$

④ 출력층의 출력 \hat{y} 를 구한다.

$$\hat{y} = \sum_j U_j z_j + \theta$$

⑤ 본래의 심전도 신호와 출력층의 출력 \hat{y} 의 오차 δ 를 구한다.

$$\delta = x_t - \hat{y}$$

⑥ 은닉층에 연결되는 결합계수와 은닉층 오프셋에 대한 오차 e_j 를 구한다.

$$e_j = \sum_i \delta U_{ij}(1 - z_j)$$

⑦ 은닉층과 출력층 사이의 결합계수 U_j 와 출력층의 오프셋 θ 를 새로운 값으로 수정한다.

$$U_{j+1}^i = U_j^i + 2\mu \delta z_j + \alpha (U_j^i - U_{j-1}^i)$$

$$\theta = \theta + 2\mu \delta$$

⑧ 입력층과 은닉층 사이의 결합계수 W_{ij} 와 은닉층의 오프셋 b_j 를 새로운 값으로 수정한다.

$$W_{i+1}^j = W_i^j + 2\mu e_j x_i + \alpha (W_i^j - W_{i-1}^j)$$

$$b_{i+1}^j = b_i^j + 2\mu e_j$$

⑨ 다시 ②번 부터 반복한다.

2) template의 선택과 잡음제거

template는 시간에 따라 변하고 사람에 따라 다르기 때문에 고정된 template를 사용 할 수는 없다. 기존의 template와 검출된 QRS-Complex에서의 template의 상관관계를 구해서 일정한 값이상이면 template를 새로운 template로 바꾼다. 최근 몇개의 template의 평균을 구해서 그것을 template로 사용한다.

$$QRS = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m QRS_i$$

배경 잡음이 백색 잡음이 아니기 때문에 QRS-Complex만을 강조하기 위해서는 template또한 적응 잡음제거 필터를 통과 시켜야 한다.

$$WQRS_i = QRS_i - \sum_{j=1}^M u_j (\sum_{k=1}^q w_{jk} QRS_{i-k} + b_j)$$

($WQRS_i$ 는 필터 통과후의 template)

3)정합 필터

잡음이 제거된 신호와 template를 이용해서 정합필터를 통과 시킨다.

$$y_m(t) = \sum_{i=1}^I WQRS_i(t-t)$$

이과정에서 고주파 성분중에 QRS-Complex는 강조시키고 나머지 성분(고주파 잡음)은 억제한다.

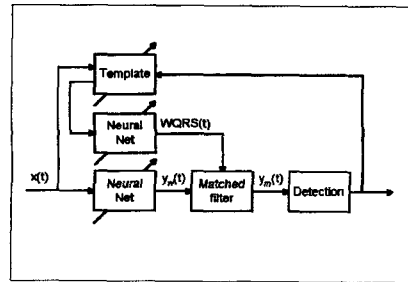


그림3. 전체 블럭도

4)특성점 검출

정합필터까지 통과된 신호를 제공해주고 이동 창 적분을 해준다. 이동 창 적분해준 신호를 문턱치를 정해서 그 문턱치 이상인 부분에서만 특성점을 검출한다.

QRS-Complex를 검출한후 QRS-Complex를 억제하고 위와 같은 과정을 거치면 P-파와 T-파도 검출할 수 있다.

3.인식

적응 잡음 제거 필터에서 사용한 것과 같은 알고리즘의 신경회로망을 사용한다.

정상인 파형을 1로 학습하도록 하고 1에서 일정이상 벗어나면 비정상인 파형으로 인식하도록 한다.

파형을 학습하고 인식하는데 필요한 기준은 P-와 T-파의 경우는 파 자체가 없는 경우도 있고 크기가 매우 작은 경우도 있기 때문에 QRS-Complex를 기준으로 다음 4가지로 설정했다.

- ①QRS-Complex의 전체 진폭에 대한 최고 진폭의 비 QRS-Complex내에서 최대값과 최저값의 차이가 전체 진폭이다. 대부분의 경우 최대값은 R, 최저값은 Q나 S이다.
- ②QRS-Complex의 전체 진폭에 대한 최저 진폭의 비
- ③앞 주기와의 RR간격과 다음 주기와의 RR간격의 비
- ④QRS-Complex의 지속 시간

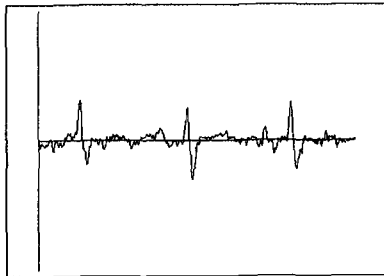
4. 실험

신뢰도를 평가하기 위해 sampling rate 250Hz의 MIT-BIH 데이터 베이스를 사용 하였다.

①ECG 신호



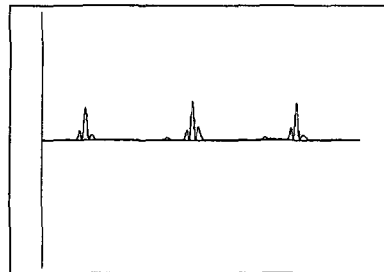
②AR 모델링을 이용한 잡음제거 필터 통과후의 ECG



③정합필터 통과후의 ECG



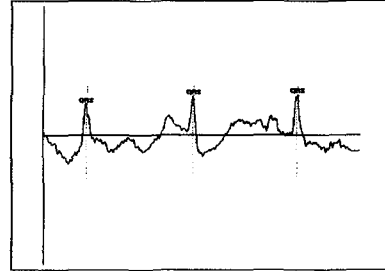
④계곱합수 수행후의 ECG



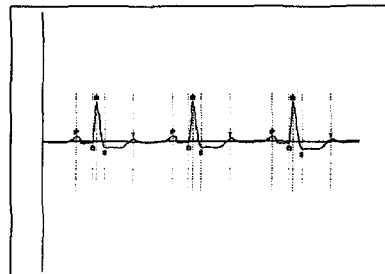
5. 결과 및 토의

1)결과

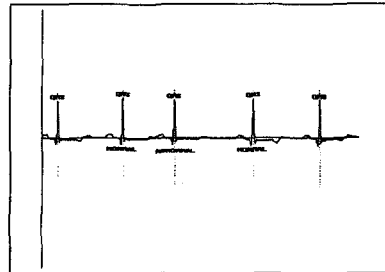
①QRS의 검출



②특성점의 검출



③인식 및 판단



④QRS 검출 신뢰도

MIT-BIH 데이터 베이스에 본 연구의 알고리즘을 적용 시켜본 결과 99.73%의 정확도를 얻었다.

	Total Beat	FP	FN	FP+FN	Error(%)
100	2272	0	0	0	0.00
101	1865	0	0	0	0.00
102	2187	0	1	1	0.04
103	2084	0	0	0	0.00
104	2228	1	2	3	0.13
105	2572	11	4	15	0.58
106	2027	0	2	2	0.09
107	2137	0	4	4	0.19
108	1763	17	6	23	1.30
109	2532	0	0	0	0.00
111	2124	0	0	0	0.00
112	2539	0	0	0	0.00
113	1794	0	0	0	0.00
114	1878	0	9	9	0.48
115	1953	0	0	0	0.00
116	2412	0	8	8	0.33
117	1535	0	0	0	0.00
118	2278	0	0	0	0.00
119	1987	1	2	3	0.15
121	1862	0	0	0	0.00

참고문헌

	Total Beat	FP	FN	FP+FN	Error(%)
122	2476	0	0	0	0.00
123	1518	0	0	0	0.00
124	1619	0	0	0	0.00
200	2601	5	7	12	0.46
201	1963	15	14	29	1.48
202	2136	1	7	8	0.37
203	2980	5	18	23	0.77
205	2656	1	3	4	0.15
207	1860	2	20	22	1.18
208	2955	7	15	22	0.74
209	3004	0	0	0	0.00
210	2650	3	5	8	0.30
212	2748	0	0	0	0.00
213	3250	0	1	1	0.03
214	2261	2	2	4	0.18
215	3363	0	0	0	0.00
217	2208	0	4	4	0.18
219	2154	19	11	30	1.39
220	2048	0	0	0	0.00
221	2427	0	0	0	0.00
222	2483	2	13	15	0.60
223	2605	0	0	0	0.00
228	2053	15	10	25	1.22
230	2256	0	0	0	0.00
231	1571	0	0	0	0.00
232	1780	17	1	18	1.01
233	3079	0	0	0	0.00
234	2753	0	0	0	0.00
	109486	124	169	293	0.27

①Patrick S. Hamilton, Willis J. Tompkins, "Quantitative Investigation of QRS complex Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database",IEEE trans. vol. BME-33, no. 12 pp.1157-1165 1986

②Jiapu Pan, Willis J. Tompkins, "A Real-Time Detection Algorithm" IEEE trans. vol. BME-32, no 3 pp.230-236 1985

③Qiuzhen Xue, Willis J. Tompkins, "Neural Network Based Adaptive Matched Filtering for QRS Detection". IEEE Trans. Biomed.Eng.,vol. 39,no.4, pp. 317-329, April 1992.

④Masahiko Okada, "A Digital Filter for the QRS complex Detection" IEEE trans. vol. BME-26 no. 12, pp.700-703 1979

⑤N.V.Thakor, J.G. Webster, and W.J. Tompkins, "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter", IEEE trans. vol. BME-31, pp.702-705 1984

2)트의

- ①신경회로망을 학습시키는 과정에서 초기치가 달라짐에 따라 AR모델의 계수가 수렴되는 값이 다르고 성능도 달라졌다.
- ②고주파 성분을 제외한 저주파 성분만을 모델링 하기위해서는 차수의 적절한 조절이 필요하다.차수가 너무 커지면 시간도 오래 걸리고 고주파 성분까지 모델링되어 신호에 왜곡이 생기기 쉽다. 본 연구에서는 입력층 차수 7차 은닉층 차수 5차를 사용하였다.
- ③파형의 인식에서는 P-파나 T-파가 없거나 찾아내기 어려운 경우가 많기 때문에 QRS-Complex만을 가지고 판별할 수 밖에 없었다.